

**DETEKSI KELAINAN TULANG BELAKANG BERDASARKAN CITRA MEDIS DIGITAL
DENGAN MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN K-
NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

*SPINE CURVATURE DISORDERS BASED ON DIGITAL MEDICAL IMAGE WITH GRAY
LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) AND K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)*

Yudhi Afriyana¹, Rita Purnamasari, ST., M.T.², Raditiana Patmasari, S.T.,M.T.³

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

¹yudhi.afriyana@gmail.com, ²ritapurnamasari@telkomuniversity.ac.id, ³raditianapatmasari@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Kelengkungan dan postur tulang belakang sangat penting dalam mengukur tingkat masalah kesehatan pada tubuh manusia. Kondisi postur tulang belakang yang salah dapat mempengaruhi kesehatan pada tubuh seperti ketegangan pada otot dan sakit pada punggung. Skoliosis adalah salah satu kelainan pada tulang yang membuat tulang belakang dapat melengkung ke sisi kiri dan kanan. Sehingga kelainan tersebut dapat mengganggu efektifitas pada fungsi tulang belakang tersebut. Tugas akhir ini bertujuan untuk membuat sebuah sistem yang dapat mendeteksi kelainan pada tulang belakang pada hasil citra *rontgen*, sehingga sistem dapat secara otomatis memilah kelaianan *skoliosis* sesuai dengan arah kemiringannya dan dokter hanya tinggal menentukan besar derajat kemiringannya. Dibuatnya sistem ini diharapkan dapat membantu proses pemilahan data klasifikasi citra *rontgen*, sehingga diharapkan dapat membantu proses pengklasifikasian data dengan cepat dan akurat.

Pada Tugas Akhir ini citra yang digunakan merupakan hasil CT *imaging* dari hasil *rontgen* yang terdiri dari beberapa proses penghitungan. Sistem menggunakan metode ekstraksi ciri *Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)* untuk mendapatkan *extract level* dari citra alat diagnostik kesehatan dengan format .jpg. Kemudian hasil *extract level* tersebut diklasifikasikan dengan *K-Nearest Neighbor (KNN)* sehingga akan dihasilkan 3 klasifikasi yaitu tulang punggung manusia normal, kelainan dekstroskoliosis dan kelainan levoskoliosis.

Untuk pengujian ini, dilakukan pengujian dengan 128 citra tulang belakang, dengan komposisi masing-masing kelas citra memiliki 53 citra normal, 36 citra dekstroskoliosis, dan 39 citra levoskoliosis. Sehingga didapatkan akurasi terbaik sebesar 84,84% pada sistem yang menggunakan parameter GLCM orde dua dikeempat parameter, jarak sebesar 3 piksel dengan arah (0° , 45° , 90° , 135°), dan level kuantisasi 8, sedangkan pada parameter KNN dengan nilai $k = 1$ di keempat parameter KNN yang digunakan.

Kata kunci: Skoliosis, *Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)*, *K-Nearest Neighbor (K-NN)*

ABSTRACT

The curvature and posture of the spine is very important in measuring the level of health problems in the human body. The wrong posture of the spine can affect health in the body such as muscle tension and back pain. Scoliosis is one of the abnormalities in the bones that make the spine curl to the left and right sides. So the abnormality can interfere with the effectiveness of the spine function. This final project aims to create a system that can detect abnormalities in the spine on X-ray images, so that the system can automatically sort the scoliosis gap according to the direction of slope and the doctor only determines the degree of slope. The creation of this system is expected to help sort out X-ray image classification data, so that it is expected to help the data classification process quickly and accurately.

In this Final Project, the image used is the result of CT imaging from X-ray results which consists of several counting processes. The system uses the extraction method feature Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM) to get extract level from the image of the health diagnostic tool with the .jpg format. Then the extract level results are classified with K-Nearest Neighbor (KNN) so that there will be 3 classifications namely normal human backbone, dextroscoliosis disorder and levoskoliosis disorder.

This testing is conducted using 128 images of spinal, with the composition of each image class having 53 normal images, 36 dextroscoliosis images and 39 levoskoliosis images. So that obtained the best accuracy

of 84.84% in a system that uses second-order GLCM parameters in four parameters, a distance of 3 pixels with direction (0° , 45° , 90° , 135°), and the quantization level of 8, while the KNN parameter with a value of $k = 1$ in the four KNN parameters used.

Keywords: Scoliosis, Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), K-Nearest Neighbor (K-NN)

1. Pendahuluan

Pendeteksian jenis kelainan pada tulang tulang belakang manusia bervariasi, bergantung pada faktor kebiasaan, umur, dan kecelakaan/penyakit. Skoliosis adalah kelainan tulang belakang akibat tulang tulang belakang membengkok ke kiri/kanan sehingga tulang tulang belakang dapat membentuk huruf 'S' [1]. Jenis kelainan skoliosis yang paling umum ditemui adalah dekstroskoliosis dan levoskoliosis. Dekstroskoliosis adalah kelainan tulang belakang yang melengkung ke arah kanan dan levoskoliosis yaitu tulang belakang yang melengkung ke arah kiri.

Pada Tugas Akhir ini, penulis mendeteksi kelainan tulang belakang berdasarkan penelitian terkait kelainan tulang belakang sebelumnya yang pernah dilakukan, pada umumnya hanya memiliki tingkat akurasi dan waktu komputasi yang terbatas [3], mengidentifikasi tipe kemiringan pada kelainan skoliosis, dan mendeteksi setiap segmen pada tulang belakang [2]. Pada penelitian [3], Azhari dan tim mengklasifikasi kelainan tulang belakang berdasarkan kelainan levoskoliosis dan dekstroskoliosis pada hasil *rontgen* dengan metode transformasi *Counturlet* dan klasifikasi KNN.

2. Dasar Teori

2.1 Skoliosis

Tulang belakang atau yang sering disebut dengan tulang punggung adalah tulang-tulang yang memiliki berbagai ukuran dengan bentuk yang mirip satu sama lain, tersusun membentang dari bawah tengkorak hingga ke tulang ekor. Tulang-tulang ini saling tersusun satu dengan yang lainnya membentuk kurva atau lengkungan tertentu, sehingga apabila dilihat dari samping bentuknya menyerupai huruf "S" [4]. Kelainan atau penyakit yang dimiliki tulang belakang salah satunya adalah skoliosis. Skoliosis adalah kelainan pada tulang belakang yang mengalami kelengkungan abnormal ke arah samping (kiri/kanan). Skoliosis dengan derajat kemiringan lebih dari 90° dapat menyebabkan kelumpuhan karena syaraf pada ruas tulang belakang yang terjepit [5].

2.2 Ekstraksi Ciri Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Tekstur merupakan karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah yang cukup besar sehingga secara alami sifat tersebut dapat terjadi berulang dalam daerah tersebut. Pada tugas akhir ini yang dimaksud dengan tekstu adalah keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari beberapa susunan piksel-piksel dalam citra.

Salah satu metode untuk mendapatkan ciri statistik dengan menghitung nilai sudut dan jarak adalah GLCM. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) mengandung informasi dari data piksel citra dimana digambarkan seberapa sering kombinasi yang berbeda pada nilai keabuan yang muncul pada citra.

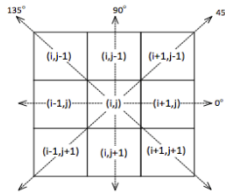
Berikut langkah-langkah metode GLCM [2]:

1. Quantization

Merupakan konversi nilai *grayscale* (256 nilai keabuan) citra kedalam rentang (level-level) nilai tertentu [2]. Tujuan kuantisasi ini adalah untuk mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi. Misalkan ditetapkan delapan rentang nilai (0-7) dimana setiap rentang mewakili 32 nilai keabuan

2. Co-occurrence

Ko-occurrence berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai intensitas piksel bertetangga dengan satu level intensitas piksel lain dalam jarak (*distance*) dan orientasi sudut (θ) tertentu (d, θ). Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° sedangkan jarak antar piksel ditetapkan sebesar satu piksel [1].



Gambar 1. Ketetangaan Antar Piksel Sebagai

Fungsi Orientasi Sudut dan Jarak

3. *Symmetric*

Symmetric diartikan sebagai kemunculan posisi piksel yang sama terjadi pada sel-sel di sisi berlawanan dari diagonal. Tujuannya adalah membuat matriks simetrikal pada bagian diagonal.

$$\text{Matriks } D = \text{Matriks } C + \text{Matriks } C^T(1)$$

4. *Normalization*

Membagi setiap angka matriks pada matriks D (*symmetric*) dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut ^[1].

5. *Feature Extraction*

GLCM adalah salah satu cara mengekstrak fitur tekstur statistik orde-kedua. Fitur tekstur yang diekstrak adalah energi, kontras, korelasi, dan homogenitas ^[1]. Nilai *energy* menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra. Nilai *energy* yang tinggi muncul pada saat tekstur citra cenderung seragam.

$$\text{Energy} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \{p(i,j)\}^2 \quad (2)$$

- *Contrast* merupakan perhitungan perbedaan intensitas antara piksel satu dengan piksel yang berdekatan diseluruh gambar. Kontras bernilai nol untuk gambar konstan.

$$\text{Contrast} = \sum_{i,j} |i - j|^2 P(i,j) \quad (3)$$

- *Homogeneity* menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Citra homogen akan memiliki *homogeneity* yang besar.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{p(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (4)$$

- *Correlation* mengukur ketidakmiripan suatu gambar dimana nilainya akan besar bila acak dan bernilai kecil jika seragam.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j=0}^{N-1} p(i,j) |i - j| \quad (5)$$

2.3 Klasifikasi KNN (*K-Nearest Neighbor*)

Algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) merupakan sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data uji yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Pada data latih biasanya diambil lebih dari satu tetangga terdekat dengan data uji kemudian algoritma ini digunakan untuk menentukan kelasnya. ^[4]

Berikut merupakan algoritma dari klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) :

1. Menentukan nilai *k*
2. Menghitung jarak antara data baru ke setiap *labeled data*

3. Tentukan *k labeled data* yang mempunyai jarak yang paling minimal
4. Klasifikasi data baru ke dalam *labeled data* yang mayoritas K-NN dipilih berdasarkan metric jarak

Ada berbagai cara dimana K-NN dapat digunakan untuk menentukan kelas, yaitu beberapa aturan jarak yang digunakan. Beberapa cara tersebut adalah [3] :

1. *Euclidean Distance*

Euclidean adalah jarak antara dua titik atau koordinat yang diturunkan dari rumus pythagoras. *Euclidean Distance* menghitung akar dari kuadrat perbedaan dua vector. Rumus *Euclidean Distance*:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{2i} - x_{1i})^2} \tag{6}$$

2. *CityBlock Distance*

Cityblock adalah jarak antara dua titik atau koordinat yang mirip dengan *euclidean*. Perbedaannya adalah *cityblock* adalah menghitung jarak dua titik kemudian dimutlakkan. Untuk menghitung jarak antara dua titik X_s dan X_t dengan metode *cityblock* digunakan rumus:

$$d_s = \sum_{i=1}^n |x_{sj} - y_{tj}| \tag{7}$$

3. *Cosine Similarity*

Cosine Distance merupakan ukuran kesamaan diantara dua vektor dari sebuah inner product space. Dalam *cosine distance*, titik-titik dianggap sebagai vektor, dan dilakukan pengukuran terhadap sudut antara dua vektor tersebut.

$$x = \frac{x_s x_t}{|x_s| |x_t|} \tag{8}$$

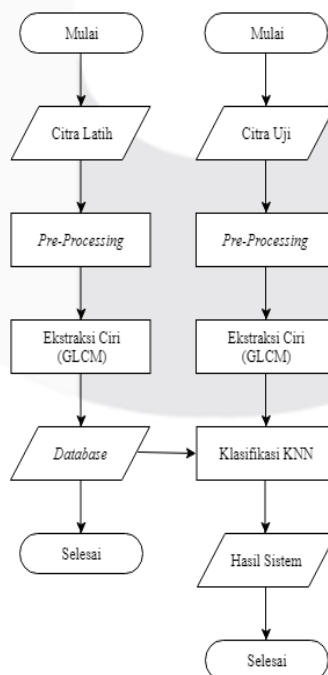
4. *Correlation*

Dalam *correlation distance*, titik-titik dianggap sebagai barisan nilai, jarak antar nilai X_s dan nilai X_t .

$$d_s = 1 - \cos \theta \tag{9}$$

3. Perancangan Sistem

3.1 Flowchart Sistem



3.2 Tahap Preprocessing

3.2.1 Cropping

Proses pemotongan citra, sehingga proses preprocessing dapat berkonsentrasi pada area yang dituju. Pada tahap ini, hanya dilakukan cropping baris citra, dari 1224 menjadi 490. Sehingga ukuran citra dari 820x1224 menjadi 490x1224.

3.2.2 Resize

Resize dilakukan untuk menyamakan ukuran dimensi citra.

3.2.3 Grayscale

Citra yang mempunyai batas keabuan, hanya diperlukan nilai intensitas untuk tiap piksel sebagai nilai tunggal, sedangkan pada citra berwarna perlu tiga nilai intensitas untuk tiap pikselnya, sehingga citra beraras keabuan membutuhkan ruang memori dan waktu pengolahan yang lebih sedikit daripada citra berwarna (RGB).

3.2.4 Contrast

Citra Rontgen berwarna keabuan sehingga pada saat dilakukan operasi grayscale akan terlihat sama / tidak berubah, sehingga teknik pengontrasan dengan equalisasi histogram dipilih untuk memperbaiki ciri tulang belakang yang telah di grayscale.

3.2.5 Filter Median

Dilakukan untuk mengurangi pengaruh derau pada citra. Pada penapisan dengan filter median, aras keabuan citra pada setiap piksel digantikan dengan nilai median dari aras keabuan pada piksel yang terdapat pada jendela filter.

3.2.6 Morfologi

Merupakan proses segmentasi untuk membuang bagian citra yang tidak diperlukan, yaitu dilasi (penambahan pixel pada suatu objek, pada sistem ini operasi dilakukan untuk mempertebal garis tepi dari obyek).

3.2.7 Pengambilan Kolom Tengah

Pengambilan kolom tengah pada matriks hasil dari operasi dilasi bertujuan untuk memperkecil ukuran matriks dari tiap citra latih, agar saat diolah oleh PCA memiliki dimensi yang lebih kecil dan waktu komputasinya semakin cepat.

4. Analisis

4.1 Pengujian Pengaruh Arah dan Jarak pada GLCM

Pada tahap ini akan diuji pengaruh jarak dan arah pada GLCM. Parameter jarak yang digunakan adalah $d = 1, 2, 3$ arah $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ level kuantisasi 8 parameter orde dua kontras, energy, korelasi, homogenitas dan parameter KNN $k=1$ *distance Euclidean*.

Tabel 1. Hasil Pengujian Parameter Arah Dan Jarak Pada GLCM

Arah	Jarak	Akurasi	Waktu Komputasi	Jumlah Data Benar
0	1	69.6970	0.1570	46
	2	65.1515	0.1536	43
	3	68.1818	0.1581	45
45	1	63.6364	0.1599	42
	2	59.0909	0.1595	39
	3	56.0606	0.1617	37
90	1	66.6667	0.1601	44
	2	66.6667	0.1574	44
	3	65.1515	0.1545	43
135	1	77.2727	0.1561	51
	2	77.2727	0.1617	51
	3	78.7879	0.1672	52

Berdasarkan tabel 1 nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat parameter arah 135° dengan jarak sebesar 3 piksel, yaitu 78,78%. Sedangkan nilai akurasi terkecil pada parameter arah 45° dengan jarak sebesar 3 piksel, yaitu 56,06%. Hal ini didapatkan karena ketetangaan GLCM banyak terdapat dalam arah 135 dengan jarak sebesar 3 piksel.

4.2 Pengujian Pengaruh Parameter Kuantisasi pada GLCM

Pada pengujian ini menggunakan parameter jarak yang digunakan $d=1, 2, 3$, arah 0° , level kuantisasi 8, 16, 32 parameter orde dua yang digunakan homogenitas dan korelasi, dimana parameter K-NN $k=1$ *distance Euclidean*.

Tabel 2. Hasil Pengujian Parameter Kuantisasi Pada GLCM

Kuantisasi	Jarak	Akurasi	Waktu Komputasi	Jumlah Data Benar
8	1	50	0.1575	33
	2	60.6061	0.1462	40
	3	56.0606	0.1438	37
16	1	50	0.1491	33
	2	60.6061	0.1443	40
	3	56.0606	0.1444	37
32	1	51.5152	0.1434	34
	2	60.6061	0.1440	40
	3	56.0606	0.1432	37

Berdasarkan tabel 4.10 nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat semua parameter level kuantisasi pada jarak $d = 2$ yaitu sebesar 60%, sedangkan nilai akurasi terkecil pada parameter level kuantisasi $d = 8$ dan 16 pada jarak $d = 1$, yaitu 50%. Hal ini terjadi karena pada level kuantisasi 8 dan 16 lebih banyak ciri yang termasuk dalam kelas yang benar.

4.3 Pengujian Pengaruh Parameter Nilai K pada KNN

Pada tahap ini akan diuji pengaruh Nilai K pada KNN. Parameter jarak yang digunakan adalah $d = 1, 3, 5$, dan 7 *distance euclidean* dan parameter GLCM homogenitas dan korelasi, kuantisasi = 8 arah 0° .

Tabel 3. Hasil Pengujian Parameter Nilai K Pada KNN

Jarak	K	Akurasi	Waktu Komputasi	Jumlah Data Benar
1	1	50	0.1575	33
2		60.6061	0.1462	40
3		56.0606	0.1438	37
1	3	46.9697	0.1527	31
2		53.0303	0.1454	35
3		53.0303	0.1442	35
1	5	53.0303	0.1422	35
2		51.5152	0.1456	34
3		48.4848	0.1445	32
1	7	54.5455	0.1424	36
2		53.0303	0.1456	35
3		48.4848	0.1465	32

Berdasarkan tabel 3 nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat parameter $k = 1$ dengan jarak $d = 2$ yaitu sebesar 60,60%, sedangkan nilai akurasi terkecil pada parameter $k = 3$ dengan jarak $d = 1$, yaitu 46,96%. Hal ini disebabkan karena ketika $k = 1$, banyak terdapat ketetanggaan pada data uji dan data latih, sehingga data tersebut mampu diklasifikasikan secara tepat.

4.4 Pengujian Pengaruh Parameter *Distance* pada KNN

Pada pengujian tahap ini, parameter yang digunakan adalah $k=1$ *distance Euclidean, cityblock, cosine, correlation* sedangkan parameter GLCM orde dua kontras, energy, korelasi, homogenitas dengan $d=1$ kuantisasi 8 arah 0° .

Tabel 4. Hasil Pengujian Parameter Distance Pada KNN

Jarak	K	Akurasi	Waktu Komputasi	Jumlah Data Benar
euclidean	1	84.8485	0.2623	56
	3	60.6061	0.2577	40
	5	51.5152	0.2547	34
	7	46.9697	0.2566	31
cityblock	1	84.8485	0.2513	56
	3	63.6364	0.2557	42
	5	53.0303	0.2586	35
	7	42.4242	0.2566	28
cosine	1	84.8485	0.2560	56
	3	60.6061	0.2574	40
	5	46.9697	0.2596	69
	7	40.9091	0.2717	27
correlation	1	84.8485	0.2263	56
	3	57.5758	0.2340	38
	5	48.4848	0.2248	32
	7	45.4545	0.2271	30

Berdasarkan tabel 4. nilai akurasi terbesar didapatkan pada saat $k=1$ dan distance di setiap parameter yaitu sebesar 84,84% dan nilai akurasi terkecil pada saat $k=7$ distance cosine yaitu sebesar 40,90%. Hal ini disebabkan karena lebih banyak kesamaan yang didapat oleh data uji ketika dibandingkan dengan data latih, sehingga bisa diklasifikasikan kedalam kelasnya secara lebih akurat.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan pada sistem pengklasifikasian citra paru-paru pada penelitian, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

- 5.1 Perancangan sistem deteksi kelainan tulang belakang menggunakan ekstraksi cirri GLCM dan klasifikasi KNN dapat menghasilkan tingkat akurasi tertinggi yaitu 84.84%
- 5.2 Jumlah data citra latih dan citra uji yang digunakan dapat mempengaruhi keberhasilan sistem dalam memproses citra sesuai dengan hasil klasifikasi pada tingkat akurasi dan waktu komputasi.
- 5.3 Sistem deteksi kelainan tulang belakang menggunakan ekstraksi cirri GLCM dan klasifikasi KNN kurang optimal dikarenakan cirri yang dihasilkan dari GLCM kurang sesuai dengan sistem yang telah dibuat.

6. Saran

Sistem pendeteksian kondisi tulang belakang ini dapat dikembangkan dengan metode lain, sehingga tingkat akurasi yang didapat akan lebih besar dan lebih akurat dengan waktu komputasi sistem yang lebih cepat. Untuk itu disarankan beberapa hal sebagai berikut :

- 6.1 Pengambilan data latih dan data uji yang dapat dipilih lebih akurat dan baik, kemungkinan kesalahan terjadi saat proses pengambilan data latih dan data uji.
- 6.2 Penambahan penggunaan metode yang lain pada proses ekstraksi cirri dan klasifikasi sehingga dapat dibandingkan hasil akhirnya.

Daftar Pustaka

- [1] Erwiandika, "Perbedaan X-Ray(Rontgen); CT-Scan dan MRI," 2015. [Online]. Available: <http://1health.id/id/article/detail/perbedaan-x-ray-ct-scan-dan-mri-1015.html>.
- [2] P. Kerkar, "Levoscoliosis: Treatment, Braces, Physical Therapy, Surgery, Exercises," *October 24*, 2016. [Online]. Available: <https://www.epainassist.com/bones/levoscoliosis>.
- [3] Anggraini, Reni. 2017. Tugas Akhir : *Klasifikasi Jenis Kualitas Keju Dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Citra Digital*. Bandung : Telkom University
- [4] P. F. Azhari, "Simulasi dan Analisis Perhitungan Derajat Kelengkungan Tulang Punggung pada Manusia Menggunakan Metode Transformasi Counturlet dan K-Nearest Neighbor," 2013.
- [5] Iqbal, Muhammad. 2009. *Dasar Pengolahan Citra Menggunakan MATLAB*. Bogor : Institut Pertanian Bogor.
- [6] Wikipedia, "Tulang Punggung," 2015. [Online]. Available: https://id.wikipedia.org/wiki/Tulang_punggung.
- [7] Rifki, Maulana. 2017. Perancangan Sistem Deteksi Kondisi Paru-Paru Normal, Penyakit Tuberkolosis (TBC) Dan Efusi Pleura Pada Manusia Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan K-Nearest Neighbor (KNN). Bandung : Universitas Telkom.
- [8] Munir, Rinaldi. 2004. *Pengolahan Citra Digital*. Bandung : STEI ITB.
- [9] Purnomo, Mauridhi Hery dan Arif Muntasa. 2010. *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- [10] Salsabila, Rizka Kaamtsaalil. 2017. Tugas Akhir: Deteksi Kualitas Dan Kesegaran Telur Ayam Ras Berdasarkan Deteksi Objek Transparan Dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN). Bandung : Universitas Telkom.
- [11] L. Duong, F. Cheriet, and H. Labelle, "Automatic Classification of Spinal Deformities Using Support Vector Machine," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 5, pp. 1143-1151, 2010.
- [12] J. Patrick, M. G. Indu, M. Hills, and P.O.Karivelil, "A Semi-Automated Technique for Vertebrae Detection and Segmentation from CT Images of Spine," no. July, pp. 44-49, 2016.
- [13] Karina, Yohana. 2017. Deteksi Kelainan Tulang Belakang Berdasarkan Citra Medis Digital Dengan Menggunakan Support Vector Machine (SVM). Bandung : Universitas Telkom.
- [14] Nobertus, K dkk. 2013. *Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Klasifikasi Data Hasil Produksi Kelapa Sawit pada PT. Minamas Kecamatan Parindu*.
- [15] Wibowo, Arief Satrio dkk. 2015. Tugas Akhir : *Simulasi dan Analisis Pengenalan Citra Daging Sapi dan Daging Babi dengan Metode GLCM*. Bandung : Telkom University.
- [16] Rohmatullah, M. 2015. *Identifikasi Citra Pada Plat Nomor Kendaraan Mobil Pribadi Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor*. Bandung : Telkom University.
- [17] Simatupang, Indri Ruth. 2015. *Deteksi Pulpitis Melalui Periapikal Radiograph Pada Domain Spasial Dengan Metode GLCM dan Klasifikasi Fuzzy K-Nearest Neighbor Berbasis Android*. Bandung : Telkom University.